APPORT DE MODELES NUMERIQUES DE HAUTEUR A L'AMELIORATION DE LA PRECISION D'INVENTAIRES STATISTIQUES FORESTIERS

Jean-Pierre Renaud¹, Thierry Bélouard^{2,3}, Cédric Véga⁴, Antoine Colin⁵, Nicolas Py⁶, Marc Bouvier⁷

1 : ONF, Pôle R&D de Nancy, 11 rue lle de Corse, 5400 Nancy 2 : MAAF/DGAL, DSF, 69, route d'Arcachon, 33612 Cestas Cedex 3 : INRA, UMR1202 BIOGECO, 33610 Cestas 4 : IGN, LIF, 11 rue lle de Corse, 54000 Nancy 5 : IGN, Départ. Expertise et Prestations, 11 rue lle de Corse, 54000 Nancy 6 : IGN, Départ. Diffusion, Expertises et Services, 239 rue Garibaldi, 69422 LYON Cedex 03 7 : IRSTEA, Maison de la télédétection, 34000 Montpellier

Résumé

Les besoins d'informations concernant la ressource forestière ne cessent de croître avec d'importantes exigences de précision, de résolutions spatiales, et de réduction de coûts. Ainsi, l'innovation en matière d'inventaires forestiers représente un domaine en constante évolution. Dans cette étude, nous avons évalué l'apport de modèles numériques de hauteur (MNH) comme sources de données auxiliaires en post-stratification afin d'améliorer la précision des estimations d'inventaires. Deux zones d'études ont été sélectionnées. La première zone couvre le département de la Nièvre, où une campagne récente de prises de vues aériennes (hiver 2011) a été utilisée pour générer un MNH. La seconde zone couvre les Vosges Haut-Rhinoises, où un vol LiDAR (1360 km², au printemps 2011) permettait également de calculer un MNH de haute qualité. D'autres couches d'informations telles que les grandes régions écologiques, les sylvoécorégions et les cartes forestières de composition produites par l'IGN ont également été testées comme variables auxiliaires. Les résultats obtenus montrent que pour l'estimation de deux paramètres forestiers majeurs (i.e. la superficie forestière et le volume), une efficacité relative d'un facteur variant de 1 à 8 est atteignable en utilisant les MNH ou la carte de composition forestière. Cette efficacité peut être interprétée comme le facteur, par leguel la taille d'un échantillon d'inventaire devrait être multipliée pour obtenir la même précision sans utiliser la variable auxiliaire considérée. Cette efficacité varie cependant en fonction des zones étudiées et de la qualité des données d'entrée. Dans un département composé majoritairement de forêts feuillues comme la Nièvre, les prises de vue hivernales n'ont pas permis d'obtenir un MNH de qualité, rendant impossible la quantification de l'apport véritable du MNH photogrammétrique. Par contre, sur des sections de forêts composées uniquement de conifères, ce même MNH a permis d'obtenir une efficacité relative de 1.2 à 1.7 pour l'estimation des volumes. Dans les Vosges Haut-Rhinoises, le MNH LiDAR a permis une amélioration de l'efficacité relative d'un facteur 1.8 sur l'estimation des volumes. De façon générale, les données auxiliaires testées améliorent la précision des estimations d'inventaires, d'autant plus qu'élles sont de bonne qualité et corrélées aux paramètres d'intérêt sur les zones considérées. Les MNH sont donc une source d'optimisation possible des inventaires qui doivent certainement être considérés avec attention.

Mots-clés : inventaires forestiers statistiques, données auxiliaires, efficacité relative, modèle numérique de hauteur (MNH), post-stratification

Abstract

Our forest information needs are growing with high requirements in terms of accuracy, spatial resolution and costs. Thus, forest inventories innovation is a constantly evolving field. In this study, we evaluated the contribution of digital height models (DHM) as auxiliary data to improve the accuracy of inventory estimates. Two study areas were selected. The first covers the Nièvre 'department', where a recent campaign of aerial images (winter 2011) was used to generate a DHM. The second covers the Vosges area of the Haut-Rhin 'department', and was described by a LiDAR acquisition (1360 km², in spring 2011) which allowed the production of a state of the art DHM. Other forest information layers such as the main ecological regions, the « sylvoécorégions » as well as maps of forest types produced by IGN were also used as auxiliary variables. The results showed that for two key forest parameters examined (i.e. forest area and volume), the relative efficiency was improved by a factor 1 to 8 using DHM and forest type maps. This efficiency can be interpreted as the factor by which the initial inventory sample should be multiplied to obtain the same precision than when using the relevant auxiliary variables. This efficiency, however, varies depending on the study area. For an area mainly composed of deciduous forests like the Nièvre 'département', winter images did not lead to a guality DHM, making it impossible to quantify the real contribution of photogrammetric DHM. However, in areas of pure conifer stands, the calculated efficiency in volume estimates ranged from 1.2 to 1.7, which is similar to the results obtained in the Vosges, where the LiDAR DHM allowed a gain of 1.8 in efficiency for volume estimates. In general, the auxiliary variables improve the accuracy of inventory estimates, provided they are correlated to the parameters of interest. DHM are thus certainly a possible source of accuracy improvement for forest inventories that must be carefully considered.

Keywords: forest inventories, auxillary data, relative efficiency, canopy height model, post-stratification

1. Introduction

Les inventaires forestiers fournissent des informations servant de multiples intérêts à diverses échelles. Au cours de la dernière décennie, ces besoins d'informations se sont accrus et diversifiés, que ce soit par exemple pour répondre aux questions de gestion multifonctionnelle (Dreyer et Landmann 2012; Peyron 2012), ou pour quantifier la pression qu'exercent les changements climatiques sur les écosystèmes forestiers (e.g. Charru et al. 2010, Bontemps et al. 2012). Evidemment, ces besoins correspondent à des résolutions spatiales variées. Les inventaires forestiers peuvent contribuer à apporter des réponses, dès que la précision des estimations est suffisante. L'erreur d'échantillonnage est un élément important dans cette appréciation (Kangas et Maltamo 2006, Gregoire et Valentine 2008). En effet, moins la zone géographique considérée comportera de points de sondage, plus faible sera la précision des estimations.

Ces besoins accrus de précision et de ventilation plus fine des résultats ont conduit au développement de plans d'échantillonnage élaborés, reposant sur plusieurs phases. L'inventaire forestier national français est un exemple d'inventaire qui repose sur un plan d'échantillonnage à deux phases (Hervé et al. 2014). Une première phase de photo-interprétation, basée sur l'orthophotographie départementale numérique à haute résolution spatiale de l'IGN (BD ortho®, 1:25000) permet d'obtenir des informations sur l'occupation et l'utilisation des sols sur un grand nombre de points d'observation (environ 80 000 par an). Cette information est la base d'un sous-échantillon de deuxième phase (environ 8000 points par an) observé cette fois-ci sur le terrain (cette phase est plus coûteuse). Cette méthode est particulièrement efficace en termes de coût et de précision, car elle combine l'apport d'un grand nombre d'échantillons obtenus lors de phases successives.

Stratifier le domaine d'étude en zones homogènes pour une variable d'intérêt permet également d'obtenir un accroissement supplémentaire de la précision des inventaires. Cette stratification vise à contrôler la variabilité en permettant de calculer séparément des estimations qui généralement diffèrent entre strates. Comme la variabilité entre strates est prise en compte séparément, la précision de l'estimation globale (au niveau de la population considérée) s'en voit améliorée (Kangas et Maltamo 2006, Gregoire et Valentine 2008). Lorsque l'utilisation de strates intervient après la phase d'échantillonnage, on parle alors de « poststratification » car ces dernières n'interviennent pas dans le choix de la répartition des points de sondage, mais dans le calcul des estimateurs. Différentes couches d'informations peuvent servir pour définir les strates. Par exemple, Tomppo (2008) utilise des images satellites Landsat dans le contexte d'un inventaire forestier « multi-sources ». En forêt boréale, ces données à faible résolution (30 m) sont donc utiles pour optimiser l'inventaire forestier finlandais. En France, la carte des types de formations végétales (IFN 2008, 2011) sert à améliorer la précision des estimations par post-stratification.

Des études récentes ont montré que des variables auxiliaires ayant une résolution plus fine (*i.e.* inférieure à 30 m) pouvaient être facilement obtenues et utilisées dans le cadre d'inventaires forestiers, comme par exemple des modèles numériques de hauteur (MNH) issus de photogrammétrie ou de LiDAR (Saborowski *et al.* 2010, McRoberts *et al.* 2010, Breidenbach et Astrup 2012, Lisein *et al.* 2013, Magnussen *et al.* 2014, Massey *et al.* 2014, Stepper, Straub, et Pretzsch 2015). Lorsqu'un MNH est disponible sur toute la zone d'intérêt, il peut également contribuer à la cartographie de la ressource.

Comme il existe un lien fort entre la hauteur des peuplements forestiers et leurs différentes caractéristiques (Picard et al. 2012), l'utilisation de MNH comme source de variables auxiliaires semble donc un choix judicieux. Les MNH issus de données de LiDAR aérien, fruit d'une technologie de pointe, sont précis. Par contre, leur disponibilité se restreint actuellement à des zones relativement peu étendues et la disponibilité de données LiDAR issues de satellites n'est envisagée qu'à moyen terme. Une autre source de MNH est la photogrammétrie. La France est couverte régulièrement par des prises de vues aériennes, d'une résolution de 50 cm en moyenne (IGN 2013), depuis le début des années 50. Ces acquisitions systématiques permettent de produire des MNH sur de vastes territoires. Véga et St-Onge (2005, 2008, 2009) ont même tiré profit de séries temporelles de MNH photogrammétriques pour produire des cartes productivité forestière. Ainsi, les de MNH photogrammétriques sont a priori moins précis que les MNH issus du Lidar, mais leur plus grande disponibilité fait d'eux une source intéressante de variables auxiliaires. De plus, la production de MNH issus d'images satellites (e.g. Pléiades) ouvre également une perspective d'utilisation plus fréquente et en dehors des zones couvertes par les campagnes d'acquisition de prises de vues aériennes. Bélouard et al. (2015) ont montré que de tels MNH pouvaient servir à estimer différentes caractéristiques de peuplements de pins maritimes, dont le volume. Le développement de l'utilisation de MNH pour améliorer les inventaires forestiers repose donc sur des bases prometteuses.

Ainsi, dans un contexte forestier plus diversifié que celui de la forêt boréale, nous avons voulu évaluer le gain en précision que pouvait procurer l'utilisation en post-stratification de MNH, qu'ils soient obtenus par une méthode photogrammétrique ou à partir de données de LiDAR aérien. Nous avons également évalué l'apport d'autres variables auxiliaires facilement disponibles, qui servent actuellement en post-stratification à l'inventaire forestier national. Ce gain a été évalué en termes d'efficacité relative (McRoberts et al. 2013) sur deux cas d'études situés dans la Nièvre (58) et les Vosges Haut-Rhinoises (68). Nous avons posé l'hypothèse que les MNH pouvaient être avantageusement utilisés pour améliorer la précision des estimations de deux paramètres forestiers majeurs que sont la superficie forestière et le volume de bois, à des échelles relativement fines (i.e. infra-régionales).

2. Matériel et Méthodes

Sites d'étude

Deux zones d'étude ont été considérées (Figure 1). La première constitue l'ensemble du département de la Nièvre (58). Cette zone a été sélectionnée en raison de la disponibilité de prises de vues aériennes récentes (mars 2011) permettant la réalisation d'un MNH. Au total 454 points d'inventaires terrain (de phase 2) de l'IGN ont servi à calculer les paramètres forestiers sur cette zone. La superficie forestière de ce département est de 2360 km², soit un taux de boisement de 35 %. Afin de minimiser les effets temporels liés aux décalages entre l'inventaire terrain et l'acquisition des photos à la base du MNH, les 454 points d'inventaires utilisés se limitent à la période 2008-2012.

La seconde zone d'étude se situe dans les Vosges Haut-Rhinoises (68). Elle a fait l'objet d'un vol LiDAR de 1360 km² au printemps 2011 (projet ANR Foresee). Sur cette zone où le taux de boisement atteint 68 %, 224 points d'inventaires IFN (de phase 2), couvrant également la période 2008-2012, ont été utilisées.

Paramètres forestiers considérés

Deux paramètres forestiers majeurs ont été évalués sur la Nièvre : la superficie des forêts disponibles pour la production de bois (en ha) ; ainsi que le volume total moyen à l'hectare (en m³ / ha). Sur les Vosges Haut-Rhinoises, seul le volume total moyen à l'hectare a été analysé.



Figure 1 : Zones d'études situées dans la Nièvre (58) et les Vosges Haut-Rhinoises (68).

Les points de sondage IFN sont des placettes circulaires concentriques de 6, 9 et 15 m de rayon, pour lesquelles le seuil de recensabilité des arbres est défini par le diamètre minimum du tronc et est de 37,5 cm, 22,5 cm et 7,5 cm, respectivement. (Hervé et al. 2014). Ces placettes permettent de calculer un volume à l'hectare caractérisant le point. La précision du géoréférencement de ces points d'inventaire est estimée à environ 5 m (Bélouard *et al.* 2014). Plus de détails concernant les points d'inventaire sont disponibles sur le site web de l'IGN (<u>http://inventaire-forestier.ign.fr</u>) ainsi que dans Hervé *et al.* (2014).

Variables auxiliaires utilisées

Quatre types de variables auxiliaires ont été utilisés : des MNH produits pour chacune des zones, ainsi que trois couches d'information élaborées par l'IGN. Ce sont les grandes régions écologiques (GRECO), les sylvoécorégions (SER) et les types de formations forestières (composition en essences) (IFN 2008, 2011). Cette dernière est actuellement utilisée par l'inventaire forestier national pour la post-stratification des estimations. Les valeurs de ces variables associées aux points d'inventaire (aux coordonnées xy de ces points) ont été retenues pour les analyses.

MNH

Pour le département de la Nièvre et dans le cadre de la rénovation de sa base de données altimétrique, l'IGN a produit un modèle numérique de surface (MNS, d'une résolution de 25 cm) par corrélation de prises de vues aériennes (Pierrot-Deseilligny 2014). Ces prises de vues ont été acquises durant l'hiver 2011 (mars). Un MNH d'une résolution de 25 cm a été obtenu par la soustraction du modèle numérique de terrain (MNT) de la BD Alti® (IGN 2014) au MNS photogrammétrique. Puis un MNH d'une résolution de 25 m a été obtenu en calculant la valeur moyenne des hauteurs par pixel de 25 m. Le MNH a été par la suite discrétisé en classes de 5 m de hauteur pour son utilisation dans les analyses de post-stratification (Bélouard *et al.* 2015, Westfall *et al.* 2011).

Pour les Vosges Haut-Rhinoises, les MNS et MNT utilisés ont été produits à partir de données de LiDAR aérien. Afin d'être comparable à la Nièvre, la résolution du MNT retenue est également de 25 m, produisant ainsi un MNH de même résolution et représentant la valeur moyenne de hauteur par pixel (Py *et al.* 2014). La même discrétisation du MNH que pour la Nièvre, en classes de 5 m de hauteur, a été utilisée pour la suite des analyses.

GRECO et SER

En 2011, l'inventaire forestier national a fourni un découpage de la France en douze GRECO et quatrevingt-onze SER (IFN 2011). Ce découpage du territoire métropolitain prend en compte les facteurs biogéographiques déterminants la production forestière (e.g. géologie, pédologie, climat, écologie, relief). L'utilisation de ces cartes en tant que variables de ventilation des résultats d'inventaire permet actuellement à l'inventaire forestier national d'affiner la contextualisation de ses estimations de la ressource en raison du lien plus ou moins étroit entre cette dernière et les régions écologiques.

COMPOSITION

Une carte des types de formations végétales est réalisée par l'IGN à partir d'une photo-interprétation de la BD Ortho® en couleurs naturelles et infra-rouge (IFN 2008). Elle s'insère également dans une utilisation de données « multi-sources » au sein de l'inventaire forestier national qui conduit à une post-stratification lors des estimations de la ressource.

Méthodes de calculs

Pour chacune des zones étudiées, le volume total (Longuetaud et al. 2013; St-André et al. 2013) a été calculé par placette, toutes essences confondues, sur la base des points d'inventaire de phase 2. Pour la Nièvre, la superficie des forêts disponibles pour la production de bois a été estimée sur la base de l'ensemble des points de l'inventaire forestier national (de phases 1 et 2).

Pour chaque paramètre forestier examiné, la variance de l'estimateur étudié a été calculée à l'aide de la bibliothèque « survey » du logiciel R (R Core Team 2014, Lumley 2015). Afin d'évaluer l'efficacité de l'utilisation de variables auxiliaires, cette variance a été calculée avec et sans l'addition de ces dernières. Ainsi, un indice d'efficacité relative (RE) a été calculé (éq. 1) (McRoberts *et al.* 2013) :

$$RE = \frac{\sigma(\bar{y}_{ref})^2}{\sigma(\bar{y}_{ps})^2} \tag{1}$$

où le numérateur et le dénominateur représentent la variance de l'estimateur de la moyenne (taux de boisement ou volume moyen à l'hectare) respectivement avant et après la prise en compte des variables auxiliaires (post-stratification).

La variance de référence (le numérateur de l'éq. 1) est, dans notre cas, celle d'un échantillonnage avec probabilités de tirage inégales du fait de la stratégie adoptée par l'IFN. Hansen et Hurwitz (Thompson et Seber 1996) l'ont formulée dans le cas d'un tirage avec remise (éq. 2). Cette approximation est souvent adoptée afin de simplifier quelque peu les calculs.

$$\sigma(\overline{y}_{ref})^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{N} p_i \left(\frac{y_i}{Np_i} - \overline{Y}\right)^2$$
(2)

N et n sont respectivement les effectifs des phases 1 et 2, pi la probabilité de tirage du point i et \overline{Y} la moyenne de la population. L'estimateur du sondage post-stratifié est identique à celui du sondage stratifié (Cochran 1977); il correspond à la somme pondérée des variances de chaque strate (éq. 3).

$$\sigma(\overline{y}_{ps})^2 = \sum_{s} \omega_s^2 \sigma(\overline{Y}_s)^2 \tag{3}$$

où ω_s représente la proportion de la strate *s* dans la population considérée et $\hat{\sigma}(\overline{Y_s})^2$ la variance au sein de cette strate. Généralement, l'utilisation de strates est efficace lorsque ces dernières sont homogènes. Leur variance devient alors faible, ce qui réduit la variance globale. Cependant, il faut noter que la répartition de l'échantillon à l'intérieur des strates affecte également la variance globale. Dans le cas d'une post-stratification, une optimisation de la répartition de cet échantillon n'est évidemment pas possible, les strates étant dans ce cas définies *a posteriori* (Cochran 1977).

Ainsi, des valeurs de RE supérieures à 1 représentent des améliorations de la précision des inventaires. RE peut être interprété comme le facteur par lequel la taille de l'échantillon initial devrait être multipliée pour obtenir la même précision sans utiliser la variable auxiliaire considérée (*i.e.* sans post-stratification).

3. Résultats et discussion

Une illustration de la composition des peuplements forestiers de la Nièvre est donnée au Tableau 1. On observe que ce département est principalement constitué de forêts feuillues (chênaies en particulier), qui représentent les trois quarts de la superficie forestière. Ce tableau résulte de l'utilisation des procédures de calcul standard de l'inventaire forestier national, qui font appel à une post-stratification basée sur les types de peuplements forestiers. On constate que l'intervalle de confiance des estimations de superficie ou de volume augmente rapidement lorsque le nombre de placettes de terrain est inférieur à 100.

Common sittless along	Nombre de placettes	Surface forestière		Volume	
peuplements		Estimation (ha)	IC à 95% (%)	Estimation (m3/ha)	IC à 95% (%)
Purement feuillu	343	175 664	8	217	10
Purement conifère	68	35 141	26	304	21
Mixte à feuillus prépondérants	14	7 263	58	145	43
Mixte à conifères prépondérants	15	8 204	63	191	80
Non défini	14	6 533	67	1	360
Total	454	232 805	5	222	9

Tableau 1: Superficie forestière et volume total moyen à l'hectare des différents types de peuplements du département de la Nièvre. L'intervalle de confiance à (IC) 95% est exprimé en % de la moyenne, et représente 1.96 fois la racine carrée de la variance.

Les efficacités relatives obtenues en utilisant les différentes variables auxiliaires disponibles pour la Nièvre sont présentées au Tableau 2. Comme les GRECO et SER sont peu nombreuses sur ce (respectivement 3 et 5 département après regroupements), elles ne permettent pas une ventilation très variée des points d'inventaires. On constate que leur contribution à l'amélioration de la précision des inventaires est également très limitée pour les paramètres forestiers examinés. Dans ces cas, l'utilisation de la couche des GRECO et des SER en post-stratification permet de s'assurer que les estimations concernent bien la superficie réelle du domaine (i.e. la somme des parties est égale au tout, par construction).

Par contre, les valeurs de RE sont de l'ordre de 2, voire plus lorsque la couche d'information concernant les types forestiers est utilisée. Cette amélioration de la précision est particulièrement remarquable pour l'estimation des superficies, où le RE dépasse 8. Ce résultat était attendu car cette couche apporte une information sur la délimitation des forêts, ce qui réduit forcément la variance de l'estimation des superficies forestières. Ainsi, pour obtenir la même précision sur l'estimation des superficies forestières que celle obtenue en utilisant la couche de composition, l'échantillon initial aurait dû être multiplié par 8. Ce gain est donc particulièrement important, et confirme l'intérêt de l'utilisation en routine de cette information par l'inventaire forestier national.

L'addition du MNH photogrammétrique à l'information sur la composition, n'accroit pas davantage la précision des inventaires, et au contraire, on observe une diminution de RE pour la combinaison des deux variables (Tableau 2). Ce résultat n'est pas surprenant car les forêts de ce département sont principalement feuillues et les prises de vues aériennes ont été faites en hiver, alors que les arbres n'avaient plus de feuilles. Dans ces conditions, les MNS produits par corrélation d'images correspondent plutôt au sol et le MNH résultant est de mauvaise qualité (Lucie 2013). Cependant, en restreignant l'analyse aux seuls peuplements à feuillage persistant (peuplements purs de résineux), des RE de 1.2 à 1.7 ont été obtenus pour l'estimation des volumes, en utilisant les mêmes MNH photogrammétriques. Ces résultats portent toutefois sur moins d'une centaine de points d'inventaire IFN (Tableau 1) et doivent donc être considérés avec prudence.

	Variable Auxiliaire					
Statistiques	Aucune	GRECO	SER	Compo- sition	Comp.+ MNH	
Surface des forêts disponible à la production de bois	1	1.00	1.01	8.26	3.02	
Volume aérien total	1	1.00	1.01	2.32	1.30	
Tableau 2: Efficacité relative (PE) de l'utilisation de						

Tableau 2 : Efficacité relative (RE) de l'utilisation de différentes variables auxiliaires pour le département de la Nièvre.

Afin d'illustrer la qualité du lien entre le MNH obtenu par corrélation d'images et une valeur indicatrice de la hauteur « moyenne » d'un peuplement forestier, nous avons mis en relation les valeurs ponctuelles de MNH avec les hauteurs de Lorey (HL) mesurées sur les points d'inventaire (HL est la moyenne des hauteurs des arbres pondérée par leur surface terrière) (Figure 2). On constate en effet que ce lien est assez bon pour les forêts résineuses ($R^2 = 66\%$), alors qu'il se dégrade nettement pour les forêts feuillues ou mélangées. Il n'est donc pas étonnant de constater que l'ajout du MNH photogrammétrique à la variable auxiliaire de composition se traduise en quelque sorte par un bruit supplémentaire, car les peuplements feuillus sont majoritaires dans la Nièvre et les MNH qui leur sont associés sous-estiment largement leur hauteur. Il semble donc que la qualité des MNH soit primordiale pour améliorer la précision des inventaires.

Pour les Vosges Haut-Rhinoises, les résultats concernant l'utilisation de variables auxiliaires sont présentés au Tableau 3. Encore une fois, les GRECO et SER ne permettent pas d'améliorer la précision des estimations de volume. Par contre, la composition, et surtout le MNH, fournissent une information qui permet d'améliorer nettement le RE. Comme le volume d'une forêt est lié en partie à sa hauteur, il n'est donc pas étonnant d'observer un RE de 1.8 lorsque le MNH

LiDAR est utilisé comme variable auxiliaire. Des résultats similaires ont été obtenus en Norvège, sur des peuplements d'épicéas et de pins (zone d'étude de 1259 km²), où McRoberts *et al.* (2013) ont obtenu des RE variant entre 2 et 6.3 pour l'estimation des volumes. Dans leur cas, la variable auxiliaire utilisée était une carte des volumes produite par régression logistique à l'aide de données de LiDAR aérien. Il semble donc intéressant de noter qu'une amélioration de la précision des inventaires semble possible par l'utilisation de variables plus « élaborées » que de simples MNH.

Pour ce qui est de la composition, comme les Vosges Haut-Rhinoises sont très boisées et les peuplements composés en grande partie de hêtraies-sapinières, il est possible que cette variable ait moins d'influence que dans la Nièvre, où les forêts sont plus dispersées sur le territoire (avec plus de petits massifs isolés) et les peuplements plus purs.

La Figure 3 illustre la relation entre le MNH LiDAR et les variables forestières hauteur de Lorey et volume. Globalement, cette relation apparaît assez bonne, avec des R² de 50 et 45 % respectivement. La composition, symbolisée avec différentes couleurs à la Figure 3, n'apparait pas vraiment liée au volume observé sur le terrain. Ceci explique donc son faible « pouvoir » d'amélioration de la précision des inventaires dans les Vosges Haut-Rhinoises.

On constate également aux Figures 2 et 3 l'existence d'un biais systématique (même pour les peuplements de résineux) entre HL et MNH. Ce biais est lié aux techniques de mesure et à la façon de réaliser les MNH. Sur le terrain, les arbres sont mesurés en visant leur sommet (i.e. le bourgeon terminal qui est généralement petit), alors que les MNH photogrammétriques capturent une information lissée sur la taille des pixels (de l'ordre de 30 cm). Pour sa part, le récepteur LiDAR nécessite suffisamment d'énergie pour enregistrer un signal (l'obstacle doit donc avoir une taille de quelque centimètres) (Baltsavias 1999). Dans le cas du LiDAR, le balayage du faisceau réduit également la probabilité que le bourgeon terminal de l'arbre soit effectivement détecté. Enfin, la fabrication des MNH photogrammétriques et LiDAR, basés sur des moyennes de hauteur après agrégation de pixels, crée également un biais de sousestimation. Il est donc normal que les mesures de hauteur par MNH photogrammétrique ou LiDAR soient inférieures aux mesures de terrain.



Figure 2: Lien entre le MNH photogrammétrique et la hauteur de Lorey (HL) des points d'inventaire du département de la Nièvre (de gauche à droite ; pour les forêts feuillues, résineuses, et en mélange).

Variable	Volume	IC à 95%	%	PE	
auxiliaire	(m3/ha)	IC a 55%	78	NL.	
	428.1	30.0	7.0	1.0	
GRECO	428.1	30.0	7.0	1.0	
SER	430.0	30.0	7.0	1.0	
Composition	439.8	28.3	6.4	1.1	
MNH	435.0	21.2	4.9	1.8	
Comp. + MNH	440.6	21.2	4.8	1.8	

Tableau 3: Précision du volume total moyen pour les Vosges Haut-Rhinoises, en utilisant différentes variables auxiliaires. (IC = intervalle de confiance à 95% est suivi de sa valeur exprimé en % de la moyenne dans la colonne suivante).

Les résultats présentés dans cette étude illustrent bien le fait qu'il est souhaitable d'utiliser des variables auxiliaires pour améliorer la précision d'un inventaire par échantillonnage. En fonction des échelles, certaines variables peuvent ne rien apporter en termes de gain en précision. Ainsi, à l'échelle d'un département, les GRECO et SER semblent trop peu variables pour améliorer les statistiques forestières examinées. Leur mobilisation en post-stratification permet cependant de circonscrire le domaine.

Les MNH, par leur apport d'une information 2.5D semblent par contre des variables auxiliaires très riches à différentes échelles. Nos résultats illustrent bien le fait que même utilisés d'une façon assez frustre (i.e. avec une résolution de 25 m), les MNH, pour autant qu'ils soient réalisés durant la période de feuillaison (du moins pour les feuillus), améliorent la précision des estimations (RE de près de 2 pour l'estimation des volumes dans les Vosges). Une optimisation de la résolution des MNH pourrait être étudiée. Pour leur part, Bélouard et al. (2015) ont montré que les MNH issus d'images satellites Pléiades permettaient l'estimation de divers paramètres forestiers pour des peuplements de pin maritime. L'utilisation de MNH comme variable auxiliaire dans un cadre d'inventaire semble donc tout à fait justifiée.

L'utilisation d'indices de texture (issus de MNH, ou de photos), pourrait également être envisagée comme une source intéressante de variables auxiliaires pour améliorer l'estimation du volume (Couteron et al. 2005, Béguet et al. 2014a, 2014b). Par exemple, Couteron et al. (2005) utilisent la texture d'images à très haute résolution pour estimer la structure de peuplements forestiers tropicaux (Couteron et al. 2005; Barbier et al. 2012). Ces indices de texture, calculés à partir de l'ordination de spectres de Fourier, montrent une bonne corrélation avec la variation de la taille des couronnes, elle-même bien corrélée avec le volume et la biomasse (Barbier et al. 2012). Des résultats similaires ont été également obtenus par Béguet et al. (2014a, 2014b) qui, pour leur part, ont utilisé des indices de texture d'Haralick (basés sur la radiométrie), à partir d'images satellites Pléiades. Ces différents indices de texture offrent donc un potentiel d'amélioration de la précision des estimations d'inventaire en volume et biomasse. De même, l'information radiométrique contenue dans les images pourrait également servir à caractériser la composition des peuplements (Straub et al. 2013; Stepper, Straub, et Pretzsch 2015) et être une source supplémentaire de variables auxiliaires.

Mis à part le développement de nouvelles « métriques » associées à la variable d'intérêt considérée, un gain en précision est également attendu par l'amélioration du positionnement spatial des différentes couches d'information utilisées. Un décalage de quelques mètres entre les sources de données de télédétection et les points d'échantillonnage de terrain peut induire d'importantes différences d'estimation qu'il est important de quantifier, surtout en zones hétérogènes, où les lisières ou frontières entre peuplements contrastés peuvent être une source importante de variabilité. Cependant, de façon opérationnelle, il est difficile d'obtenir à un coût raisonnable, une précision de localisation des points de terrain qui soit inférieure à quelques mètres. La gestion de ces problèmes de positionnement et de limites mérite certainement des études plus approfondies.



Figure 3 : Liens entre MNH LiDAR, hauteur de Lorey et volumes totaux des points d'inventaire des Vosges Haut-Rhinoises. Les symboles de couleur correspondent au type de forêt (feuillus : cercles noirs, résineux : carrés rouges, mélanges : triangles verts).

Les résultats obtenus ici concernent l'échelle d'un département. Par contre, à l'échelle d'un massif, ou d'une forêt, le même principe s'applique-t-il ? Le gestionnaire forestier peut-il tirer avantage de l'utilisation de variables auxiliaires? L'étude mérite d'être menée, mais a priori les mêmes principes devraient s'appliquer. Ainsi, afin de tirer le maximum de bénéfice des informations qu'il recueille par ses inventaires de terrain, le gestionnaire aurait avantage à utiliser des variables auxiliaires en lien avec ses variables d'intérêt. Plus le lien sera fort entre sa variable d'intérêt (comme le stock sur pied par exemple), et ses variables auxiliaires, plus il devrait s'attendre à un gain appréciable de précision. L'utilisation de l'information contenue dans les photographies aériennes, dont le MNH photogrammétrique par exemple, représente donc un champ intéressant à explorer sans tarder (e.g. Stepper, Straub, et Pretzsch 2015, Ginzler et Hobi 2015).

Sur de plus vastes territoires, le même raisonnement reste également valide. C'est-à-dire qu'une variable auxiliaire liée à un paramètre d'intérêt tendra à améliorer la précision des estimations. Cependant, à cette échelle se pose le problème supplémentaire de la production d'une donnée auxiliaire de qualité homogène. Ceci représente un problème technique qui doit être considéré avec attention. Ainsi à différentes échelles, il semble intéressant d'évaluer les variables auxiliaires « disponibles » permettant d'améliorer la précision des estimations d'inventaires.

4. Conclusion

L'utilisation de MNH ou l'information concernant la composition des peuplements tendent à améliorer de façon sensible la précision des estimations des superficies forestières et des volumes. L'inventaire forestier national utilise déjà en post-stratification plusieurs de ces variables, comme par exemple, les cartes de peuplements. On peut dire que, d'une façon générale, les variables auxiliaires améliorent la précision des estimations d'inventaires en contribuant à réduire le « bruit » d'estimation des paramètres d'intérêt sur les zones considérées. Plus la corrélation est forte entre le paramètre d'intérêt et la variable auxiliaire

sélectionnée, plus cette dernière apportera un gain de précision appréciable.

Pour ce qui est des MNH issus de prises de vues aériennes (corrélation d'images), il est important de noter qu'en forêt feuillue, leur qualité est fortement liée à la saison des acquisitions. Ainsi dans notre étude, l'acquisition hivernale pour le département de la Nièvre n'a pas permis d'obtenir un MNH de qualité, ce qui a rendu impossible la quantification de l'apport véritable de ces données. Cependant, les analyses réalisées sur des peuplements de conifères permettent de supposer que les MNH photogrammétriques améliorent la précision d'un facteur pratiquement équivalent à celui obtenu à l'aide d'un MNH LiDAR. Comme la hauteur des peuplements forestiers est fortement liée à leur stade de maturité, il n'est donc pas étonnant de constater que les MNH améliorent les estimations de volumes dans les peuplements que nous avons étudiés.

Enfin, considérant la grande disponibilité actuelle d'images stéréoscopiques (prises de vues aériennes ou images satellitaires à très haute résolution spatiale comme les images Pléiades) permettant la production de MNH, et l'importance de cette variable pour caractériser les forêts, nos résultats ouvrent une perspective de recherche intéressante pour l'amélioration de la précision des inventaires forestiers par la production de MNH forestiers de qualité.

Remerciements

Ce travail a bénéficié d'un soutien financier de l'Agence Nationale de la Recherche (ANR) dans le cadre du projet ANR " FORESEE " (ANR-10-BIOE-08-07), " Caractérisation de la ressource forestière pour les bioénergies ", ainsi que d'une aide de l'État gérée par l'Agence Nationale de la recherche au titre du programme Investissements d'avenir portant la référence n°ANR-11-LABX-002-01 (Laboratoire d'Excellence ARBRE). Nous remercions également les relecteurs pour les améliorations qu'ils ont permis d'apporter à cet article.

Références

- Baltsavias, E.P. 1999. Airborne laser scanning: Basic relations and formulas. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 54 (2-3): 199 214.
- Barbier, N., P. Couteron, J.P. Gastelly-Etchegorry, et C. Proisy. 2012. Linking Canopy Images to Forest Structural Parameters: Potential of a Modeling Framework. Annals of Forest Science 69 (2): 305 11.
- Béguet, B., N. Chehata, S. Boukir, et D. Guyon. 2014a. Quantification et cartographie de la structure forestière à partir de la texture des images Pléiades. Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection 208: 83-88.
- Béguet, B., D. Guyon, S. Boukir, et N. Chehata. 2014b. Automated retrieval of forest structure variables based on multi-scale texture analysis of VHR satellite imagery. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 96 : 164-178.
- Bélouard, T., N. Py, G. Maillet, D. Guyon, C. Mérédieu, M. Pausader, et N. Champion. 2014. Pinastéréo -Estimation de la hauteur dominante et de la biomasse forestière dans le massif des Landes de Gascogne à partir d'images stéréoscopiques Pléiades. Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection 209: 133-139.
- Bélouard, T., N. Py, et J.P. Renaud. 2015. Stratification et autres considérations méthodologiques relatives à l'échantillonnage de placettes de lever pour les trois zones biogéographiques de l'étude. Livrable 31, Projet ANR-10-BIOE-008, ANR Foresee.
- Bontemps, J.-D., F. Longuetaud, T. Francheschini, M. Charru, et T. Constant. 2012. *L'estimation de la biomasse et de la productivité forestières à l'épreuve des changements environnementaux.* Revue Forestière Francaise LXIV: 41 54.
- Breidenbach, J., et R. Astrup. 2012. *Small Area Estimation of Forest Attributes in the Norwegian National Forest Inventory.* European Journal of Forest Research 131 (4): 1255 67.
- Charru, M., I. Seynave, F. Morneau, et J.-D. Bontemps. 2010. Recent changes in forest productivity: An analysis of national forest inventory data for common beech (Fagus sylvatica L.) in north-eastern France. Forest Ecology and Management 260 (5): 864 74.
- Cochran, W. G. 1977. Sampling Techniques. Wiley Series In Probability And Mathematical Statistics-Applied. New York.
- Couteron, P., R. Pelissier, E. A. Nicolini, et D. Paget. 2005. Predicting tropical forest stand structure parameters from Fourier transform of very highresolution remotely sensed canopy images. Journal of applied ecology 42 (6): 1121 28.
- Dreyer, E., et G. Landmann. 2012. *The Ecosystem Services supplied by Forests : a Preface*. Rev. For. Fr. 64 (3): 209-211.
- Ginzler, C. et M.L. Hobi. 2015. Countrywide stereo_image matching for updating digital surface models in the framework of the Swiss national forest inventory. Remote sensing. 7: 4343-4370.
- Gregoire, T.G., et H.T. Valentine. 2008. Sampling Strategies for Natural Resources and the Environment. CRC Press.
- Hervé, J.C., S. Wurpillot, C. Vidal, et B. Roman-Amat. 2014. L'inventaire Des Ressources Forestières En

France : Un Nouveau Regard Sur de Nouvelles Forêts. Revue Forestière Francaise 66 (3): 247 60.

- IFN. 2008. Nouvelle cartographie forestière : de la production à l'utilisation. IF n° 20. Accès août 2010 http://www.ifn.fr/spip/IMG/pdf/IF20_carto.pdf.
- ——. 2011. Les sylvoécorégions (SER. IF n° 26. Accès juin 2012 http://inventaireforestier. ign.fr/spip/IMG/pdf/IF_SER_web.pdf.
- IGN. 2013. Contrat d'objectifs et de performance entre l'état et l'Institut National de l'Information Géographique et Forestière 2013-2016. http://www.ign.fr/publications-de-l-ign/Institut/ Publications/COP/cop_2013-2016.pdf
- IGN. 2014. BD TOPO® Version 2.1, descriptif de contenu. Documents externes IGN (p. 166). Saint-Mandé. Retrieved from http://professionnels.ign.fr /sites/default/files/DC BDTOPO 2-1.pdf.
- Kangas, A., et M. Maltamo. 2006. Forest Inventory: Methodology and Applications. Springer Science & Business Media.
- Lisein, J., M. Pierrot-Deseilligny, S. Bonnet, et P. Lejeune. 2013. A Photogrammetric Workflow for the Creation of a Forest Canopy Height Model from Small Unmanned Aerial System Imagery. Forests 4 (4): 922 44.
- Longuetaud, F., P. Santenoise, F. Mothe, T. Senga Kiessé, M. Rivoire, L. Saint-André, N. Ognouabi, et C. Deleuze. 2013. *Modeling volume expansion factors for temperate tree species in France. Forest Ecology and Management* 292: 111 21.
- Lucie, X. 2013. Optimisation du parametrage et evaluation de la qualite de MNS photogrammetriques pour une utilisation dans le domaine forestier Impact de la resolution et de la qualité des données. Institut National des Sciences Appliquées de Strasbourg, Mémoire d'Ingénieur (spécialité topographie).
- Lumley, T. 2015. *Survey : analysis of complex survey samples.* R. Retrieved from http://cran.r-project.org/web/packages/survey/survey.pdf.
- Magnussen, S., D. Mandallaz, J. Breidenbach, A. Lanz, et C. Ginzler. 2014. National forest inventories in the service of small area estimation of stem volume. Canadian Journal of Forest Research 44 (9): 1079 90.
- Massey, A., D. Mandallaz, et A. Lanz. 2014. Integrating remote sensing and past inventory data under the new annual design of the Swiss National Forest Inventory using three-phase design-based regression estimation. Canadian Journal of Forest Research 44 (10): 1177 86.
- McRoberts, R. E., W. B. Cohen, E. Næsset, S. V. Stehman, et E. O. Tomppo. 2010. Using remotely sensed data to construct and assess forest attribute maps and related spatial products. Scandinavian Journal of Forest Research 25 (4): 340 67.
- McRoberts, R.E., E. Næsset, et T. Gobakken. 2013. Inference for lidar-assisted estimation of forest growing stock volume. Remote Sensing of Environment 128: 268 75.
- Peyron, J.-L. 2012. Ecosystem Services What Are the Opportunities They Present for Forest Management and Research? Rev. For. Fr.64 (3):439-442.
- Picard, N., L. Saint-André, et M. Henry. 2012. Manual for building tree volume and biomass allometric equations. From field measurement to prediction. Food and Agricultural Organization of the United Nations, Rome, and Centre de Coopération

Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement. Montpellier.

- Pierrot-Deseilligny, M. 2014. *Micmac documentation: MicMac, Apero, Pastis and Other Beverages in a Nutshell !.* URL http://logiciels.ign.fr/?-Micmac,3-.
- Py, N. J.-M. Monnet et C. Mallet. 2014. Caractérisation de la ressource Forestière pour les bioénergies: génération du Modèle Numérique de Hauteur de couvert de la zone d'application des Vosges. Livrable 140a. Projet ANR-10-BIOE-008, ANR Foresee
- R Core Team. 2014. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL http://www.Rproject.org/
- Saborowski, J., A. Marx, Jürgen Nagel, et T. Böckmann. 2010. *Double sampling for stratification in periodic inventories—Infinite population approach.* Forest Ecology and Management 260 (10): 1886 95.
- St-André, L., A. Munoz, J. Bock, A. Jolly, J.P. Renaud, C. Deleuze, J.M. Monnet, E. Mermin, M. Bouvier, et S. Durrieu. 2013. *Modèles allométriques utilisés pour estimer les volumes des arbres.* Projet ANR-10-BIOE-008, ANR Foresee.
- Stepper, C., C. Straub, et H. Pretzsch. 2015. Using Semi-Global Matching Point Clouds to Estimate Growing Stock at the Plot and Stand Levels: Application for a Broadleaf-Dominated Forest in Central Europe. Canadian Journal of Forest Research 45 (1): 111 23.

- Straub, C., C. Stepper, R. Seitz, et L.T. Waser. 2013. Potential of UltraCamX stereo images for estimating timber volume and basal area at the plot level in mixed European forests. Canadian Journal of Forest Research 43 (8): 731 41.
- Thompson, S. K., Seber, G. A. F. 1996. Adaptive Sampling. Wiley Series In Probability And Statistics. New York.
- Tomppo, E. 2008. *Multi-Source National Forest Inventory: Methods and Applications.* Springer Science & Business Media.
- Véga, C., et B. St-Onge. 2005. Integration of photogrammetric, lidar and multi-spectral remote sensing data for forest growth estimation and analysis. In, 26th Canadian Symposium on Remote Sensing. p.211 21.
- 2008. Height growth reconstruction of a boreal forest canopy over a period of 58 years using a combination of photogrammetric and lidar models. Remote Sensing of Environment 112 (4): 1784 94.
- 2009. Mapping site index and age by linking a time series of canopy height models with growth curves. Forest Ecology and Management 257 (3): 951 59.
- Westfall, J.A., P. L. Patterson, ., et J.W. Coulston. 2011. Post-stratified estimation: within-strata and total sample size recommendations. Canadian Journal of Forest Research 41(5), 1130-1139.